

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

TÉCNICAS DE PREVISÃO NA PRODUÇÃO AGRÍCOLA: USO DE MODELOS DE
SÉRIES TEMPORAIS PARA PROJETAR A PRODUÇÃO DE UMA FAZENDA
COCOICULTORA

PEDRO PACHECO LIBERAL

JOÃO PESSOA – PB

2018

PEDRO PACHECO LIBERAL

TÉCNICAS DE PREVISÃO NA PRODUÇÃO AGRÍCOLA: USO DE MODELOS DE
SÉRIES TEMPORAIS PARA PROJETAR A PRODUÇÃO DE UMA FAZENDA
COCOICULTORA

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC)
apresentado à Coordenação do Curso de
Engenharia de Produção da Universidade
Federal da Paraíba como um dos requisitos para
a obtenção do título de Bacharel em Engenharia
de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Hugo Harry Frederico Ribeiro Kramer

JOÃO PESSOA – PB

2018

L695t Liberal, Pedro Pacheco.

TÉCNICAS DE PREVISÃO NA PRODUÇÃO AGRÍCOLA: USO DE
MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS PARA PROJETAR A PRODUÇÃO DE
UMA FAZENDA COCOICULTORA / Pedro Pacheco Liberal. -
João Pessoa, 2018.

50 f. : il.

Orientação: Hugo Harry Frederico R Kramer.
Monografia (Graduação) - UFPB/CT.

1. Técnicas de previsão. 2. Produção agrícola. 3.
Séries temporais. I. Kramer, Hugo Harry Frederico R.
II. Título.

UFPB/BC



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

FOLHA DE APROVAÇÃO

Aluno: Pedro Pacheco Liberal

Título do trabalho: Técnicas de previsão na produção agrícola: uso de modelos de séries temporais para projetar a produção de uma fazenda cocoicultora

Trabalho de Conclusão do Curso defendido e aprovado em 01 de novembro de 2018 pela banca examinadora:

Orientador - Prof. Dr. Hugo Harry Frederico Ribeiro Kramer

Examinador interno - Prof. Dr. Luciano Costa Santos

Examinador externo - Prof. Dr. Anand Subramanian

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, para tecer estas próximas linhas, acredito que seja necessário refletir acerca do que constrói um ser humano. Este agradecimento não é de ordem direta, como quem congratula alguém que soprou palavras em seu ouvido (apesar de ter sido este o caso, por vezes). Ele reflete a importância de uma pessoa em minha própria construção, como universitário que fui, cidadão que sou, e profissional que serei. Esta pessoa é Maria Elizabeth, minha companheira de infindáveis noites peripatéticas, em que buscávamos entender o mundo e nos entender, e, em meio ao caos, escrever ainda um trabalho que me atestasse apto a concluir o curso. A ela, pois, por me conhecer e compreender sempre, por me guiar e transformar, meu muito obrigado, do fundo do coração.

Meus agradecimentos também vão, evidentemente, àqueles que me ensinaram a ser amigo de classe, e não só colega. Ensinaram-me dedicação e compromisso, descontração e união. Portanto, nomeio-os: Lucas, Malu, Mateus, Sara, Thais, Vitor e Walleci, coautores deste trabalho, por acreditar que foram eles, entre momentos de riso e de agonia, que me conduziram, são, pelos descaminhos universitários.

Agradeço também a toda minha família, de forma especialmente carinhosa à Su, minha confidente e conselheira, com quem divido um pedaço de mim, e aos meus pais, que se vestiram de confiança e acreditaram que eu poderia ser, sim, aquele que eles desejaram que eu fosse. Deram-me liberdade e me amaram, mesmo que na sofrida distância, para que eu pudesse crescer de mim mesmo. Obrigado, de coração.

Por fim, quero agradecer a todos que tomam, não por escolha profissional ou pessoal, mas como modelo de vida, a missão de libertar as mentes que perambulam vagamente pelo infinito universo das ideias. São estas pessoas a luz do mundo, e que suas faíscas acendam, nestes momentos sombrios de medo e intolerância, uma fogueira que clareie todas as almas e nos guie, calma e energicamente, rumo ao desconhecido. E que lá nos encontremos, até breve!

“Sábio é aquele que conhece os limites da própria ignorância”
(Sócrates)

RESUMO

O uso de técnicas de previsão vem sendo amplamente difundido no meio empresarial, sobretudo como ferramenta de suporte a decisões estratégicas. Contudo, o setor agrícola ainda sofre pela carência de conhecimento técnico dos funcionários e proprietários, que se valem mais da mecanização como plataforma para alavancar a produtividade. Este trabalho, portanto, busca analisar como os modelos de previsão, mais especificamente os de séries temporais, podem servir aos interesses dos produtores agrícolas quanto ao planejamento a médio e longo prazo. Para isso, foi feito um estudo quantitativo a partir da coleta de dados históricos de produção de uma fazenda de cocos, situada no litoral sul do estado de Alagoas. Com os dados foram aplicadas técnicas de previsão bem estabelecidas na literatura, para que os resultados das projeções fossem analisados e comparados. Feitos os cálculos, notou-se, primeiramente, que as técnicas de previsão podem ser ferramentas de grande valia para o planejamento agrícola, e mesmo os modelos de baixa complexidade resultaram em previsões com precisão boa ou razoável; em segundo lugar, viu-se que, dentre os modelos utilizados, o de Holt-Winters foi o que mais se ajustou à série, e, por ser mais flexível, pode ser um método de fácil replicação para outras séries de dados. Por fim, acredita-se que mais estudos na área, que utilizem técnicas mais complexas e tratem as séries de dados de forma mais generalista, poderão tornar mais evidente a capacidade de modelos preditivos de servirem como base para as decisões estratégicas de uma propriedade agrícola.

Palavras-Chave: Técnicas de previsão; Produção agrícola; Séries temporais

ABSTRACT

The application of forecasting techniques has been widely disseminated in the business world, especially as a support tool for strategical decisions. However, the agricultural sector still suffers due to the scarcity of technical knowledge of employees and property owners, who draw upon mechanization as a platform to increase productivity. This work, therefore, seeks to analyze how predictive models, in particular the time series ones, might be useful to agricultural producers with regard to long term planning. For this purpose, a quantitative study was made using historical data of a coconut farm's production, located on the south coast, on the state of Alagoas. Several techniques well endorsed by literature were applied, in order to analyze and compare the forecasting results. After the analysis, it became clear, at first, that forecasting techniques can be an extremely important tool to rural management and planning, and even low complexity models resulted in predictions with good or average precision; latterly, it was noticed that, among the techniques applied, the Holt-Winters model was the one that adjusted the best to the time series, and, being more flexible, might be an easy to replicate method for different historical data. Lastly, it is believed that more studies in this area of knowledge, using more complex techniques and handling time series in a more generalist manner, will make more evident the capacity of predictive models to serve as basis for strategical decisions of agricultural business.

Key-Words: Forecasting techniques; Agricultural production; Time series

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1 – Média Móvel Simples	22
Equação 2 – Suavização exponencial.....	22
Equação 3 – Variável de inicialização: suavização exponencial.....	22
Equação 4 – Índice de sazonalidade	23
Equação 5 – Sazonalidade fixa.....	23
Equação 6 – Variável de inicialização: sazonalidade fixa.....	23
Equação 7 – Erro quadrático médio	26
Equação 8 – Raiz do erro quadrático médio.....	26
Equação 9 – Desvio absoluto médio.....	26
Equação 10 – Desvio absoluto percentual médio.....	27

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Média Móvel Simples: dois bimestres	32
Gráfico 2 – Média móvel suavizada: 3 bimestres.....	33
Gráfico 3 – Sazonalidade fixa: 6 bimestres	34
Gráfico 4 – Holt-Winters aditivo: 12 bimestres	37
Gráfico 5 – Holt-Winters multiplicativo: 12 bimestres	38
Gráfico 6 – Pareto: média móvel simples.....	40
Gráfico 7 – Pareto: suavização exponencial.....	40
Gráfico 8 – Pareto: sazonalidade fixa.....	40
Gráfico 9 – Pareto: Holt-Winters aditivo	41
Gráfico 10 – Pareto: Holt-Winters multiplicativo	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Métodos de Holt-Winters: equações.....	24
Tabela 2 – Equações de Inicialização.....	25
Tabela 3 – Grupos de previsão: MAPD.....	27
Tabela 4 – Medidas de precisão: média móvel simples	32
Tabela 5 – Medidas de precisão: média móvel suavizada.....	34
Tabela 6 – Índices de sazonalidade calculados	34
Tabela 7 – Medidas de precisão: sazonalidade fixa	35
Tabela 8 – Parâmetros ótimos: Holt-Winters	36
Tabela 9 – Valores de inicialização: Holt-Winters.....	36
Tabela 10 – Medidas de precisão: Holt-Winters aditivo	37
Tabela 11 – Medidas de precisão: Holt-Winters multiplicativo.....	38
Tabela 12 – Medidas de precisão: comparativo	39
Tabela 13 – Erro acumulado: comparativo.....	42

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Notações padronizadas	21
Quadro 2 – Medidas de erro padronizadas	25

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

MM	Média Móvel
HW ou H-W	Holt-Winters
MSE	<i>Mean Squared Error</i> (Erro Quadrático Médio)
RMSE	<i>Root Mean Squared Error</i> (Raiz do Erro Quadrático Médio)
MAD	<i>Mean Absolute Deviation</i> (Desvio Absoluto Médio)
MAPD	<i>Mean Absolute Percentual Deviation</i> (Desvio Absoluto Percentual Médio)
F.O.	Função Objetivo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	16
1.1	Descrição do tema.....	16
1.2	Justificativa	18
1.3	OBJETIVOS DO TRABALHO.....	19
1.3.1	Objetivo Geral	19
1.3.2	Objetivos Específicos	19
1.4	Estrutura do trabalho.....	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	Métodos de séries temporais.....	21
2.1.1	Média móvel simples.....	22
2.1.2	Suavização exponencial.....	22
2.1.3	Sazonalidade fixa.....	23
2.1.4	Método de Holt-Winters	24
2.1.5	Medidas de erro e de precisão	25
2.1.6	Otimização de parâmetros	27
3	METODOLOGIA.....	29
3.1	Objeto de estudo e dados coletados	29
3.2	Metodologia	29
3.2.1	Média Móvel Simples.....	30
3.2.2	Suavização Exponencial	30
3.2.3	Sazonalidade fixa.....	30
3.2.4	Holt-Winters	31
4	RESULTADOS	32
4.1	Média móvel simples	32
4.2	Suavização exponencial	33
4.3	Sazonalidade fixa	34

4.4	Holt-Winters	35
4.5	Discussão	38
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	43
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44
	APÊNDICE	45

1 INTRODUÇÃO

1.1 Descrição do tema

As técnicas de previsão podem ser uma ferramenta valiosa para pequenos e médios produtores, permitindo que variações de mercado não tenham um impacto tão significativo em seu fluxo de caixa. Elas são, de maneira simplificada, modelos matemáticos que se utilizam de uma ou mais séries históricas de dados com o intuito de projetar, dentro de uma margem de erro, algum elemento da análise (como demanda, oferta ou preço), nos períodos futuros. De acordo com Tubino (2017, p. 29), estas técnicas estão alicerçadas em alguns pressupostos básicos, quais sejam:

- a. As causas que influenciaram os valores da série histórica continuarão a agir nos períodos futuros;
- b. As previsões sempre são estabelecidas dentro de uma margem de erro, pois não se é capaz de prever futuros eventos aleatórios – que causam variação;
- c. A precisão da previsão tende a diminuir com o distanciamento temporal do momento da previsão.

Partindo desses pressupostos, muitas empresas utilizam as mais variadas técnicas preditivas para projetar seus resultados, seja em termos financeiros ou de produtividade. Essa é uma prática fundamental para a estratégia competitiva, colocando algumas empresas um passo à frente no mercado.

Portanto, as técnicas de previsão têm um papel crucial na tomada de decisão de uma empresa, e estão intimamente relacionadas com o planejamento, pois, sem os resultados por elas oferecidos, as empresas não possuirão as informações essenciais para os movimentos estratégicos necessários diante de futuros eventos inesperados, restando a elas, apenas, reagir a estes acontecimentos (SLACK; CHAMBERS; JOHNSTON, 2002; MAKRIDAKIS; WHEELRIGHT; HYNDMAN, 1998).

A utilização de tais técnicas no setor agrícola vem se difundindo, mas é interessante notar que este crescimento não está balanceado entre pesquisa e aplicação prática. A quantidade de estudos de embasamento estatístico para previsão de produções agrícolas tem se intensificado na área acadêmica, sem que isso seja espelhado na prática por empreendimentos agrícolas. Dito isto, há indícios de que o setor vem recebendo mais investimentos nas últimas décadas, mas ainda carece de desenvolvimento técnico-científico.

Segundo Campos (2007, p. 304), o setor agrícola brasileiro vem se modernizando nos últimos anos, destacando-se no mercado como atividade de alto valor comercial e social, e a inserção de tecnologias produtivas tem sido fundamental para a evolução do processo produtivo. Diante desse cenário, as técnicas de previsão, mesmo as mais simples, são um forte aliado dos produtores agrícolas, e podem se tornar ferramentas robustas com o devido embasamento estatístico.

Tornou-se notável, dado o investimento recebido na área agrícola, que as fazendas cocoicultoras também se beneficiaram no processo, marcando a evolução do sistema produtivo do coco no Brasil, um reflexo nítido da influência da modernização. Segundo Cuenca (2014), no período entre 1984 e 2011, a produtividade e área colhida cresceram, no Nordeste, respectivamente, 99% e 42%, principalmente graças à alta produtividade gerada pelos plantios localizados nos perímetros irrigados nos estados nordestinos.

Entretanto, o investimento, sobretudo nas estruturas físicas, alocado ao setor agrícola, nem sempre vem acompanhado da tecnificação dos funcionários das propriedades rurais. Como indicado por Mattei (2015, p. 35-38), há uma grande defasagem entre os resultados econômicos do setor nas últimas décadas e o nível técnico dos trabalhadores: a mecanização trouxe, invariavelmente, um expressivo aumento de produtividade e, conseqüentemente, de produção agrícola total; em contrapartida, essa modernização não foi acompanhada da qualificação de funcionários que, de uma maneira geral, perderam espaço no mercado de trabalho e não foram beneficiados em nível de formação técnica.

Percebe-se também uma dificuldade de planejamento pela não utilização de ferramentas de apoio estratégico, visto que, como apontado por Mattei (2015), grande parte dos proprietários agrícolas é completamente dependente de fatores naturais (como a variação do índice pluviométrico, renovação do solo, etc.) e não investe em cursos técnicos ou em programas de monitoramento de preço, dos níveis de saúde da plantação e de outros fatores que impactam na produtividade e no balanço financeiro. É por meio do monitoramento que se criam informações gerenciais, que, por sua vez, são utilizadas para as tomadas de decisão. Sem o primeiro, é impossível pensar em planejamento a longo prazo, ou mesmo em controle saudável das finanças.

Para exemplificar a dificuldade de conduzir o fluxo de caixa de um empreendimento agrícola sem lançar mão de ferramentas de planejamento, vale mencionar o impacto da sazonalidade nos preços de mercado. De acordo com apontamentos históricos do proprietário da fazenda que será descrita posteriormente como objeto de estudo deste trabalho, a variação anual do preço de mercado do coco seco em Alagoas, por exemplo, esteve entre 36% e 67% de

2010 a 2015. Em outras palavras, em um mesmo ano o preço do produto teve diferença de 67% de um determinado mês para outro. Essa flutuação, que tem relação direta com a sazonalidade à qual as plantações de coqueiro estão submetidas, tem significativa influência sobre o fluxo de caixa da fazenda, que, desprovida de qualquer tipo de análise a médio prazo (ou seja, seguindo as expectativas do produtor agrícola, de cunho tácito e intuitivo), acaba por ter todo seu planejamento anual desestabilizado.

Portanto, tomando-se como pressuposto o problema dos empreendimentos agrícolas de traçar projeções a médio e longo prazo, um espectro de possíveis soluções se materializa, cada uma tomando um direcionamento específico. Para a dificuldade no planejamento, existem soluções de nível econômico, de investimento em *softwares*, de qualificação da mão de obra e de outras tantas vertentes. Este trabalho, então, se propõe a tomar uma pequena parcela deste espectro de possíveis soluções – o referente às técnicas de previsão e suas aplicabilidades – e investigar sua contribuição no cenário agrícola a partir de um estudo de caso, comparando diferentes modelos preditivos e analisando seus resultados.

1.2 Justificativa

Grande parte dos produtores agrícolas possui o controle de seus gastos e receitas, bem como o preço de mercado e os níveis de produção das safras anteriores. Todos estes dados são, contudo, subutilizados: existe uma grande lacuna no tocante ao planejamento, marcada pela priorização de investimentos à modernização mecânica, deixando em segundo plano a tecnificação dos funcionários e dos próprios proprietários.

Nesse sentido, as técnicas de previsão, já bastante consolidadas tanto no meio acadêmico quanto no empresarial, se sobressaem como ferramenta de cunho gerencial, por oferecer informações estratégicas como fruto de aplicações de complexidade relativamente baixa.

Portanto, faz-se necessário o estudo e o emprego de tais técnicas no cenário agrícola, para que se note sua aplicabilidade e, sobretudo, sua capacidade de auxiliar o planejamento. Este trabalho tem o intuito de verificar a capacidade de algumas técnicas de previsão, mais especificamente as de auto correlação, como aplicação prática resultante da análise de dados de uma série histórica. Ao utilizar diferentes modelos de previsão, este estudo se propõe a comparar seus resultados, identificando os métodos que possuem menor margem de erro entre os valores previstos e os reais. Ademais, a adaptação de modelos de auto correlação de complexidade razoavelmente baixa busca comprovar que, diante da exposição das plantações à

variabilidade climática, as técnicas de previsão podem ser de grande valia para os pequenos e médios produtores agrícolas em seu planejamento anual.

1.3 OBJETIVOS DO TRABALHO

1.3.1 Objetivo Geral

Utilizar diferentes técnicas de previsão para estimar a produção de cocos de uma fazenda em períodos futuros.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Realizar estudo de nível teórico acerca de técnicas de previsão baseadas em séries temporais;
- Comparar os resultados das técnicas de previsão para identificar os modelos que mais se ajustam aos dados coletados;
- Reafirmar a importância das técnicas de previsão como ferramentas de suporte para os pequenos e médios produtores em se tratando de planejamento.

1.4 Estrutura do trabalho

Este trabalho está organizado em 5 capítulos: introdução (que se finda neste tópico), fundamentação teórica, metodologia, resultados e considerações finais. No Capítulo 2, denominado fundamentação teórica, está exposta uma breve revisão da literatura a respeito de técnicas de previsão e seus desdobramentos. O Capítulo 3 trata da metodologia do trabalho; nele está descrita a forma como o estudo foi desenvolvido, os dados coletados e o objeto de estudo. O Capítulo 4 apresenta os resultados apurados a partir dos métodos, analisados individualmente. Por fim, o Capítulo 5 conclui o trabalho, expondo o diagnóstico referente aos objetivos traçados na introdução, assim como comentários finais considerados importantes pelo autor.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para atingir os objetivos definidos para este trabalho, diversas técnicas de previsão foram utilizadas, para que seus resultados fossem comparados com os valores observados. Este Capítulo irá tratar de técnicas de previsão e de alguns de seus subgrupos, já bem estabelecidos na área da pesquisa, abordando brevemente suas classificações e subdivisões, e detalhando algebricamente cada técnica usada neste estudo.

As técnicas de previsão podem ser subdivididas em duas categorias: métodos qualitativos e métodos quantitativos - há ainda os modelos mistos, que se utilizam dos dois métodos, gerando uma análise mais robusta (GHIANI; LAPORTE; MUSMANNO, 2004).

Os métodos qualitativos, em geral, se utilizam de questionários, ferramentas matemáticas simples e análise subjetiva de pessoas com experiência na área para determinar projeções; trata-se de um método muito utilizado para análise de mercado ou quando há dados históricos insuficientes para uma abordagem quantitativa (CHOPRA; MEINDL, 2007).

Métodos quantitativos, por sua vez, baseiam-se inteiramente em dados coletados para a construção da análise. Eles estão segmentados em dois grandes grupos principais: os métodos causais e as séries temporais, que serão mais bem detalhados nos tópicos a seguir.

- i. Métodos Causais: baseiam-se na hipótese de que os valores futuros do elemento de previsão dependem dos valores passados de variáveis preditivas. Existe uma clara relação de causa e consequência atrelada aos dados, e esta relação pode ser modelada matematicamente de diversas formas, sendo algumas delas:
 - a. Modelos de regressão;
 - b. Modelos econométricos;
 - c. Análises de ciclo de vida;
 - d. Modelos de simulação computacional;
 - e. Redes Neurais.
- ii. Métodos de séries temporais: estes modelos se fundamentam no pressuposto de que as características essenciais de uma série histórica se repetirão ao longo do tempo, ou seja, haverá um padrão para o conjunto de dados que será projetado nos períodos futuros. Para este grupo, algumas dessas técnicas são:
 - a. Média móvel (simples, ponderada, suavizada);
 - b. Suavização exponencial;
 - c. De sazonalidade fixa;
 - d. Método de Holt-Winters;

e. ARIMA.

Dado que este trabalho, como dito anteriormente, abordará métodos de séries temporais, nas subseções a seguir cada técnica utilizada no estudo será detalhada em seus pormenores, esclarecendo sua aplicação prática.

2.1 Métodos de séries temporais

Séries temporais são agrupamentos de dados referentes à evolução de uma ou mais variáveis ao longo do tempo. Os métodos que se utilizam desse grupo de dados buscam projetar as variáveis de análise em períodos futuros a partir da observação de padrões de comportamento nos períodos anteriores. Para simplificar a compreensão das equações de cada método, as variáveis terão notação padronizada, tal como disposto no Quadro 1 abaixo:

Quadro 1 – Notações padronizadas

Símbolo	Definição
D_t	Valor observado da série temporal no período t
n	Número de períodos
r	Número de períodos imediatamente anteriores ao período t
p	Número de períodos no ciclo sazonal
L_t	Nível da série
b_t	Tendência
I_t	Índice de sazonalidade
F_t	Previsão no período t

As demais variáveis, específicas de cada técnica empregada, serão definidas em seus respectivos tópicos. Além disso, as equações utilizadas nas descrições de cada técnica foram baseadas nas encontradas nos trabalhos de Ghiani, Laporte e Musmanno (2004) e Chopra e Meindl (2007).

2.1.1 Média móvel simples

A média móvel é uma técnica que define um intervalo imediatamente anterior predefinido, e deste intervalo é calculada uma média simples que serve como previsão para o período posterior.

Portanto, em termos algébricos, o método se utiliza da média dos r valores observados mais recentes para prever o período imediatamente posterior, sendo $r \geq 1$, conforme a

Equação 1 abaixo:

Equação 1 – Média Móvel Simples

$$F_{t+1} = \sum_{k=0}^{r-1} \frac{D_{t-k}}{r}$$

Ao utilizar a média móvel simples, deve-se esperar o período $t = r + 1$ para realizar a primeira previsão.

2.1.2 Suavização exponencial

Alguns autores consideram este método um aperfeiçoamento da média móvel. A previsão é realizada levando em consideração toda a série histórica, definindo pesos para o intervalo de dados. A equação de previsão é definida conforme a Equação 2 a seguir:

Equação 2 – Suavização exponencial

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t,$$

onde $\alpha \in [0,1]$ representa a constante de suavização.

Como se trata de uma fórmula iterativa, deve-se calcular a variável de inicialização, definida pela Equação 3, como segue:

Equação 3 – Variável de inicialização: suavização exponencial

$$F_{ini} = \sum_{k=0}^{r-1} \frac{D_{t-k}}{r}$$

O valor de α determinado tem papel fundamental na precisão preditiva. Valores mais altos dão maior ênfase aos dados históricos mais recentes, permitindo que a previsão acompanhe rapidamente as variações. Por outro lado, valores menores são menos dependentes da flutuação recente dos dados (GHIANI; LAPORTE; MUSMANNO, 2004).

2.1.3 Sazonalidade fixa

Esta técnica é definida por ter um intervalo fixo para o ciclo sazonal, de notação “ p ”. A cada período está alocado um fator de sazonalidade, que se repete ao longo dos próximos ciclos sazonais.

O índice de sazonalidade (I_j) é calculado na Equação 4 abaixo:

Equação 4 – Índice de sazonalidade

$$I_j = \frac{D_j}{\frac{\sum_{k=1}^p D_k}{p}}$$

onde $j = (1, 2, \dots, p)$. Caso haja mais de um ciclo sazonal na série de dados, o índice de sazonalidade final será a média dos índices calculados em cada ciclo.

A Equação 5 define a previsão do método:

Equação 5 – Sazonalidade fixa

$$F_{t+1} = (\alpha D_t + (1 - \alpha)F_t)I_{t+1}$$

Como se pode notar, esta técnica é, de certa maneira, um complemento da anterior (suavização exponencial), pois mantém a estrutura de seu modelo de previsão, adicionando um fator sazonal à análise. O cálculo de inicialização segue, portanto, a mesma lógica anterior, mas com o ciclo sazonal como intervalo para cálculo da média (Equação 6):

Equação 6 – Variável de inicialização: sazonalidade fixa

$$F_{ini} = \left(\sum_{k=0}^{p-1} \frac{D_{t-k}}{p} \right) I_{t+1}$$

2.1.4 Método de Holt-Winters

O método de Holt-Winters foi desenvolvido por Peter Winters, adaptado de modelos propostos por Robert Goodell Brown e Charles C. Holt (de quem Winters foi estudante). O método ganhou notoriedade na década de 70, pois possibilitava a modelagem univariada dos dados, ou seja, as previsões de uma série eram feitas considerando-se somente seus valores defasados – e os resultados eram satisfatórios, em boa parte dos casos. Trata-se de uma técnica que utiliza três parâmetros de suavização, associados ao nível da série de dados, à tendência e à sazonalidade. Justamente por utilizar três parâmetros em seu modelo de previsão, Winters conseguiu dar ao método maior flexibilidade, para que ele se adapte a diferentes séries de dados (WINTERS, 1960; GARDNER JR., 1985).

O método de Holt-Winters pode tomar duas formas: a aditiva, em que os diferentes parâmetros não estão correlacionados, e a multiplicativa, que tem sazonalidade como variável dependente do nível da série. As equações que definem cada método estão dispostas a seguir, seguindo a notação disposta na Tabela 1:

Tabela 1 – Métodos de Holt-Winters: equações

<i>Variável</i>	<i>H-W Aditivo</i>	<i>H-W Multiplicativo</i>
<i>Nível</i>	$L_t = \alpha(D_t - I_{t-p}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	$L_t = \alpha(D_t / I_{t-p}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$
<i>Tendência</i>	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (\phi - \beta)b_{t-1}$	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (\phi - \beta)b_{t-1}$
<i>Sazonalidade</i>	$I_t = \gamma(D_t - L_t) + (1 - \gamma)I_{t-p}$	$I_t = \gamma(D_t / L_t) + (1 - \gamma)I_{t-p}$
<i>Previsão</i>	$F_{t+m} = L_t + b_{t-m} + I_{t+m-p}$	$F_{t+m} = (L_t + b_{t-m})I_{t+m-p}$

Os parâmetros $\alpha, \beta, \gamma, \phi \in [0,1]$, e $\beta \leq \phi$. Para normalizar os fatores sazonais no início da série de previsão. Winters recomenda $\sum_{i=1}^p I_{1-i} = 0$ para o método aditivo, e $\sum_{i=1}^p I_{1-i} = p$ para o multiplicativo. O autor também indica a necessidade de encontrar os valores ótimos para a inicialização do cálculo iterativo da previsão (WINTERS, 1960). Para isto, sugeriu as seguintes fórmulas, conforme a Tabela 2:

Tabela 2 – Equações de Inicialização

<i>Variável</i>	<i>H-W Aditivo</i>	<i>H-W Multiplicativo</i>
<i>Nível</i>	$L_0 = \bar{D}_1$	$L_0 = \bar{D}_1$
<i>Tendência</i>	$b_0 = \frac{\bar{D}_2 - \bar{D}_1}{p}$	$b_0 = \frac{\bar{D}_2 - \bar{D}_1}{p}$
<i>Sazonalidade</i>	$I_{t-p} = D_t - \bar{D}_1, \quad t = 1, \dots, p$	$I_{t-p} = \frac{D_t}{\bar{D}_1}, \quad t = 1, \dots, p$

Onde \bar{D}_1 é a média das p primeiras observações e, analogamente ao segundo intervalo de p observações, \bar{D}_2 .

2.1.5 Medidas de erro e de precisão

As medidas de precisão são calculadas por meio dos erros, ou desvios, da previsão em relação aos valores observados. As medidas de erro do modelo estão descritas no Quadro 2 abaixo.

Quadro 2 – Medidas de erro padronizadas

<i>Medida de erro</i>	<i>Definição</i>
e_t	Erro: trata-se do erro resultante da diferença entre o valor observado e o previsto no período t , ou seja, $e_t = D_t - F_t$.
e_t^2	Erro quadrático: quadrado do erro resultante da diferença entre o valor observado e o previsto no período t , ou seja, $e_t^2 = (D_t - F_t)^2$.
$ e_t $	Erro absoluto: módulo do erro resultante da diferença entre o valor observado e o previsto no período t , ou seja, $ e_t = D_t - F_t $.
$ \%e_t $	Erro percentual absoluto: módulo do erro resultante da diferença entre o valor observado e o previsto, dividida pelo valor observado, no período t , ou seja, $ \%e_t = \frac{ D_t - F_t }{D_t} = \frac{ e_t }{D_t}$.

Estas 3 medidas de erro servem como base para o cálculo das 4 medidas de precisão adotadas neste estudo (MSE, RMSE, MAD, MAPD), seguindo as recomendações de Ghiani, Laporte e Musmanno (2004, p. 64), que serão definidas nas seções a seguir.

2.1.5.1 MSE

MSE, ou *Mean Squared Error*, é, em tradução literal, o erro quadrático médio da previsão. Em outras palavras, trata-se da média de todos os erros quadráticos atrelados a cada valor de previsão, tal qual a Equação 7 abaixo:

Equação 7 – Erro quadrático médio

$$MSE_t = \frac{\sum_{k=2}^t e_k^2}{t - 2}$$

2.1.5.2 RMSE

Root Mean Squared Error traduz-se como raiz do erro quadrático médio. Trata-se de uma medida de erro que facilita a comparação entre técnicas diferentes para um conjunto de dados com valores de maior ordem de grandeza (Equação 8).

Equação 8 – Raiz do erro quadrático médio

$$RMSE_t = \sqrt{MSE_t}$$

2.1.5.3 MAD

O desvio absoluto médio (*Mean Absolute Deviation*) é o cálculo da média aritmética do erro absoluto atrelado a cada previsão (Equação 9).

Equação 9 – Desvio absoluto médio

$$MAD_t = \frac{\sum_{k=2}^t |e_k|}{t - 1}$$

2.1.5.4 MAPD

Desvio absoluto percentual médio (*Mean Absolute Percentual Deviation*) é uma medida de acuracidade que não carece necessariamente de comparação com resultados de outras técnicas de previsão para indicar o bom ou mau ajuste do modelo preditivo aos dados. Ela indica, em valor percentual, o quanto as previsões do modelo distam dos valores observados,

em média, sendo um parâmetro fundamental na confiança passada pelo modelo preditivo em projetar tendências próximas à realidade. A medida é representada pela Equação 10 abaixo:

Equação 10 – Desvio absoluto percentual médio

$$MAPD_t = 100 \frac{\sum_{k=2}^t |e_k| / D_k}{t - 1}$$

O MAPD pode ser utilizado de forma direta, para avaliar o ajuste do modelo. A literatura propõe a divisão dos valores de MAPD em 4 grupos, que definem a precisão da técnica empregada, tal como segue na Tabela 3 abaixo:

Tabela 3 – Grupos de previsão: MAPD

<i>MAPD</i>	<i>Qualidade da previsão</i>
$\leq 10\%$	Ótima
$> 10\%, \leq 20\%$	Boa
$> 20\%, \leq 30\%$	Moderada
$> 30\%$	Ruim

2.1.6 Otimização de parâmetros

Como visto anteriormente, todas as técnicas empregadas neste estudo possuem ao menos um parâmetro de suavização, à exceção da média móvel simples. Esses parâmetros podem ser definidos de forma arbitrária, mas impactam no ajuste do método preditivo; uma forma de encontrar o valor ótimo de cada parâmetro é por tentativa e erro, optando, após várias iterações, pelo valor que resulta em erros menores. Entretanto, esta técnica é deveras trabalhosa, pois requer a repetição do cálculo para cada valor de parâmetro arbitrariamente escolhido dentro de um conjunto infinito de possibilidades, [0,1].

Nota-se, então, que há a necessidade de escolher o valor do parâmetro que resulta em melhores resultados para o método preditivo, mas escolhê-lo de forma arbitrária não garante que o modelo esteja bem ajustado. Portanto, uma forma mais precisa de escolher esse valor é, justamente, por meio da otimização. A otimização dos parâmetros é feita a partir da minimização de alguma das medidas de precisão (MSE, RMSE, MAD, MAPD) descritas no tópico anterior. Logo, a otimização é tratada, neste trabalho, como um problema de programação não linear, que deve encontrar o valor mínimo da raiz do erro quadrático médio

(RMSE) variando o valor do parâmetro, ou dos parâmetros, no caso do método de Holt-Winters, em questão.

3 METODOLOGIA

3.1 Objeto de estudo e dados coletados

Como dito anteriormente, o objeto de estudo é uma fazenda produtora de cocos, situada na cidade de Jequiá da Praia, em Alagoas. A fazenda possui cerca de 360 hectares e produz uma média de 95 mil cocos ao ano.

O coco seco, principal produto da fazenda, é um fruto que possui inúmeras aplicações no mercado: sua polpa é muito visada para fins alimentícios, na produção de coco ralado e leite de coco; o óleo do coco, extraído da carne, é muito usado na indústria estética; a casca do coco pode ser reutilizada em processos de compostagem para criação de adubo e também é bastante procurada por cooperativas de artesanato para a elaboração de artigos decorativos. Trata-se, portanto, de um produto primário de fácil escoamento no mercado, mas de baixo valor agregado.

A coleta de dados leva em consideração o período entre janeiro de 2010 e dezembro de 2015, e foi necessária uma análise documental minuciosa de notas fiscais e arquivos pessoais do proprietário da fazenda para que os números da produção de cocos fossem consolidados. Todos os valores reais de produção estão categorizados em períodos bimestrais, ou seja, 6 períodos por ano, totalizando 36 períodos na série temporal.

A tabela com todos os dados coletados está no Apêndice A deste trabalho.

3.2 Metodologia

Este trabalho está enquadrado como uma pesquisa descritiva de caráter quantitativo, visto que há a análise detalhada de dados coletados em um determinado intervalo temporal. As técnicas empregadas para análise dos dados estão descritas no Capítulo 2, que trata da fundamentação teórica deste trabalho. Entretanto, cada modelo possuiu especificidades e parâmetros particulares, que carecem de detalhamento. Portanto, nos tópicos a seguir os parâmetros utilizados em cada técnica serão apresentados, destrinchando as etapas de análise e a busca pelo melhor ajuste da previsão.

3.2.1 Média Móvel Simples

Para a média móvel simples, o único parâmetro que pode ser ajustado é o r , que representa o número de períodos imediatamente anteriores a serem considerados na análise. A exemplo, caso fosse selecionado $r = 3$, a previsão do período imediatamente futuro (F_{t+1}) seria igual à média dos três últimos valores observados, ou seja $F_{t+1} = \frac{\sum_{k=0}^{r-1} D_{t-k}}{r} = \frac{D_t + D_{t-1} + D_{t-2}}{3}$.

3.2.2 Suavização Exponencial

Há dois parâmetros a serem definidos: r e α . O parâmetro α será calculado utilizando a ferramenta *Solver*, definindo um problema de programação não linear do tipo:

$$F.O.: \min RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=2}^t e_k^2}{t-2}}$$

sujeito a:

$$0 \leq \alpha \leq 1$$

onde:

$$e_k^2 = [D_k - (\alpha D_{k-1} + (1 - \alpha)F_{k-1})]^2$$

3.2.3 Sazonalidade fixa

De forma análoga à técnica anterior, o parâmetro de suavização foi calculando com o uso da ferramenta *Solver*, com a solução de um problema de programação não linear do tipo:

$$F.O.: \min RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=2}^t e_k^2}{t-2}}$$

sujeito a:

$$0 \leq \alpha \leq 1$$

onde:

$$e_k^2 = [D_k - (\alpha D_{k-1} + (1 - \alpha)F_{k-1})I_k]^2$$

3.2.4 Holt-Winters

Para o método de Holt-Winters, há 5 parâmetros a serem definidos: $\alpha, \beta, \gamma, \phi$ e p . O parâmetro p representa o ciclo de sazonalidade da série temporal. Os demais parâmetros serão encontrados por meio da resolução de um problema de programação não linear, lançando-se mão, mais uma vez, da ferramenta *Solver* do *Microsoft Excel*. Para mais detalhes a respeito da otimização dos parâmetros, consultar o artigo de Bermúdez (2006), no qual este trabalho está baseado para aplicação deste método.

4 RESULTADOS

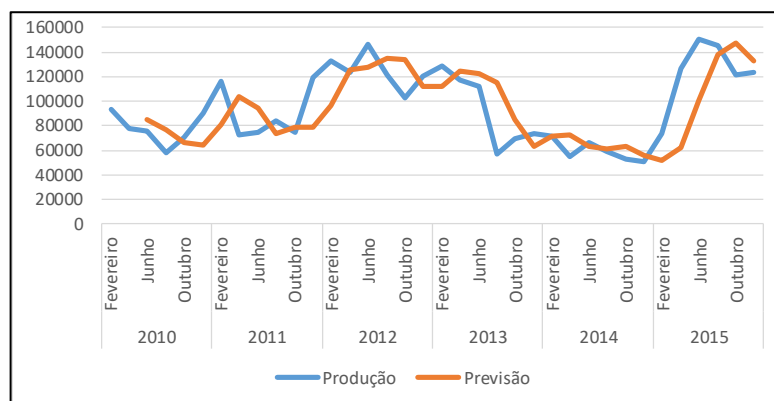
Para cada técnica de previsão abordada neste trabalho foi elaborado um gráfico que correlaciona os valores reais da produção com os previstos pelo método, bem como os valores de MSE, RMSE, MAD e MPE, definidos na Subseção 3.2. Os resultados para cada técnica aplicada estão dispostos nas subseções a seguir, e serão sumariamente explanados.

4.1 Média móvel simples

O primeiro método é o da Média Móvel Simples, e a técnica foi utilizada para valores de $r = (2, 3, 4, 5, 6)$. O melhor resultado obtido foi para $r = 2$, ou seja, considerando um intervalo de 2 bimestres (

Gráfico 1).

Gráfico 1 – Média Móvel Simples: dois bimestres



As medidas de precisão resultantes da aplicação do método estão dispostas na Tabela 4 abaixo:

Tabela 4 – Medidas de precisão: média móvel simples

<i>Medida de precisão</i>	<i>Valor</i>
<i>MSE</i>	633805122
<i>RMSE</i>	25175
<i>MAD</i>	18936
<i>MAPD</i>	20,7%

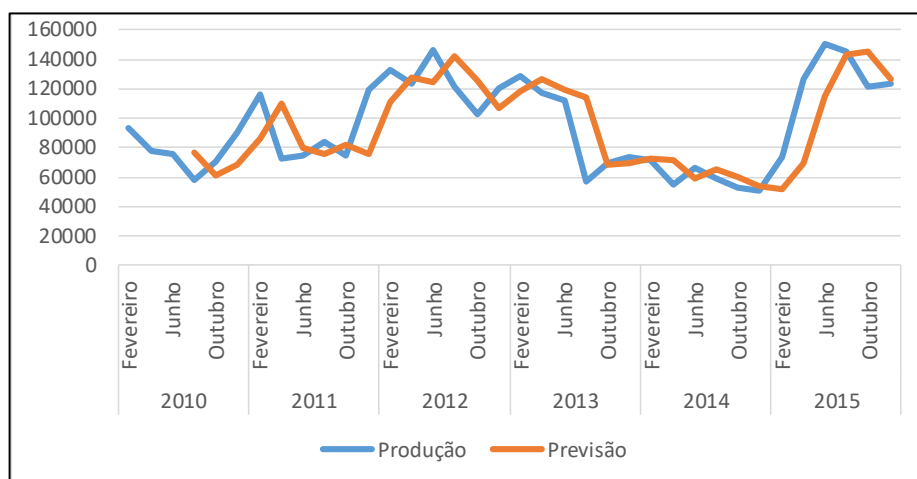
A Média Móvel tem uma particularidade em seus resultados preditivos: quando considerando intervalos mais curtos (como no

Gráfico 1, que leva em conta 2 bimestres), ela se torna mais sensível às variações da produção, e toma valores próximos à média total quando se aumenta o intervalo de análise. Entretanto, mesmo sendo sensível às variações, a média móvel simples apresenta os maiores valores para os indicadores de erro dentre os métodos, algo esperado dada a pouca complexidade da técnica. Os resultados completos estão dispostos no Apêndice B ao final do trabalho.

4.2 Suavização exponencial

O segundo método de previsão foi a suavização exponencial aplicada para valores de $r = (2, 3, 4, 5, 6)$, sendo o melhor resultado das medidas de precisão com valor de $r = 3$, ou seja, 3 bimestres. (Gráfico 2).

Gráfico 2 – Média móvel suavizada: 3 bimestres



Como pode ser observado na Tabela 5, as medidas de precisão encontradas foram conforme segue:

Tabela 5 – Medidas de precisão: média móvel suavizada

<i>Medida de precisão</i>	<i>Valor</i>
<i>MSE</i>	505406034
<i>RMSE</i>	22481
<i>MAD</i>	17093
<i>MAPD</i>	19,3%

O alfa calculado pela ferramenta *Solver* do *Microsoft Excel* foi de aproximadamente 0,80, minimizando o RMSE. Como é possível observar pela comparação entre os dois gráficos anteriores, a curva de previsão da suavização exponencial está mais ajustada aos valores reais que a média móvel simples, o que se comprova estatisticamente pelos menores resultados de erro. É notável, também pela visualização dos gráficos, que os maiores erros se encontram nos “pontos de inflexão” da curva gerada pelos valores reais. Em outras palavras, nos momentos em que há uma inversão da tendência (crescente para decrescente e vice-versa) a previsão falha, pois não leva em consideração a possível ciclicidade do conjunto de dados. Os resultados completos estão dispostos no Apêndice C.

4.3 Sazonalidade fixa

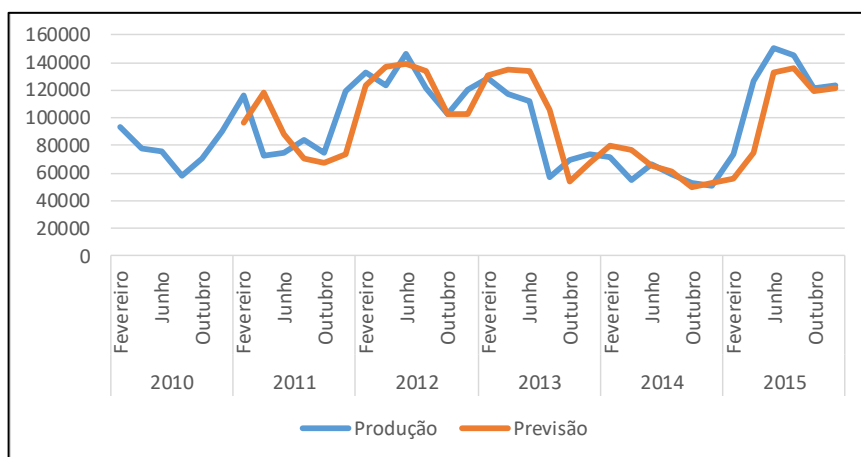
O próximo método é o de sazonalidade fixa. Depois de realizadas as previsões para valores de $p = (2, 3, 4, 5, 6)$, observou-se que os melhores resultados ocorreram para $p = 6$, ou seja, 6 bimestres. Com isto, foram calculados os índices de sazonalidade (Tabela 6), como apontado na Equação 4:

Tabela 6 – Índices de sazonalidade calculados

Índice	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6
Valor	1,10	1,06	1,12	0,94	0,82	0,97

O alfa utilizado, também encontrado por meio da minimização do RMSE, foi de aproximadamente 0,85, conforme o Gráfico 3, a seguir:

Gráfico 3 – Sazonalidade fixa: 6 bimestres



A Tabela 7 abaixo dispõe as medidas de precisão do modelo:

Tabela 7 – Medidas de precisão: sazonalidade fixa

<i>Medida de precisão</i>	<i>Valor</i>
<i>MSE</i>	439541460
<i>RMSE</i>	20965
<i>MAD</i>	15116
<i>MAPD</i>	17,1%

O método de sazonalidade fixa apresenta erros menores e, conseqüentemente, uma curva mais ajustada que os métodos anteriores. A técnica ainda apresenta defasagem das previsões nos momentos de inversão da tendência, mas essa falha é suavizada pela consideração de um fator sazonal. A tabela com todos os resultados de previsão se encontra no Apêndice D deste trabalho.

4.4 Holt-Winters

O método seguinte é o de Holt-Winters, que está dividido entre as técnicas aditiva e multiplicativa.

Para encontrar o melhor intervalo de análise, foram comparados os resultados utilizando $p = (6, 12)$, que são os intervalos referentes a um e dois anos, sendo a escolha direcionada a englobar todo o ciclo sazonal da produção. Notou-se, então, que o método está mais ajustado para $p = 12$, para as duas técnicas (aditiva e multiplicativa).

Os parâmetros ótimos encontrados para o método estão listados a seguir, na Tabela 8:

Tabela 8 – Parâmetros ótimos: Holt-Winters

<i>Parâmetro</i>	<i>HW Aditivo</i>	<i>HW Multiplicativo</i>
α	1,000	0,842
β	0,097	0,369
γ	0,642	0,799
ϕ	0,097	0,369

Nota-se que os valores de β e ϕ são praticamente idênticos; entretanto, a diferença reside em casas decimais menores. Isso indica que a tendência do período imediatamente anterior tem muito pouca influência sobre o período futuro, o que indica que a série de dados não possui uma curva de tendência bem definida.

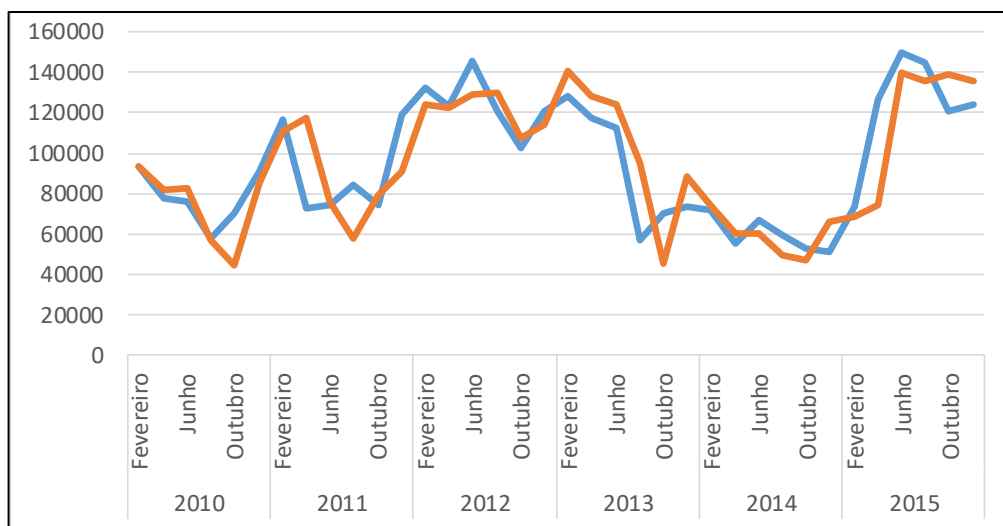
Os valores de inicialização calculados foram, conforme Tabela 9:

Tabela 9 – Valores de inicialização: Holt-Winters

<i>Variável</i>	<i>HW Aditivo</i>	<i>HW Multiplicativo</i>
L_0	80231,816	92461,745
b_0	1986,071	1725,550
I_1	11407,734	1,092
I_2	195,464	0,920
I_3	5626,882	1,208
I_4	-12024,288	1,112
I_5	-25099,739	0,775
I_6	-12388,863	0,817
I_7	7180,569	1,080
I_8	7734,330	0,982
I_9	15672,571	1,165
I_{10}	75,733	1,123
I_{11}	-7322,365	0,781
I_{12}	8941,972	0,945

Os resultados obtidos para a técnica aditiva podem ser observados no Gráfico 4 a seguir:

Gráfico 4 – Holt-Winters aditivo: 12 bimestres



As medidas de precisão da técnica estão listadas na Tabela 10:

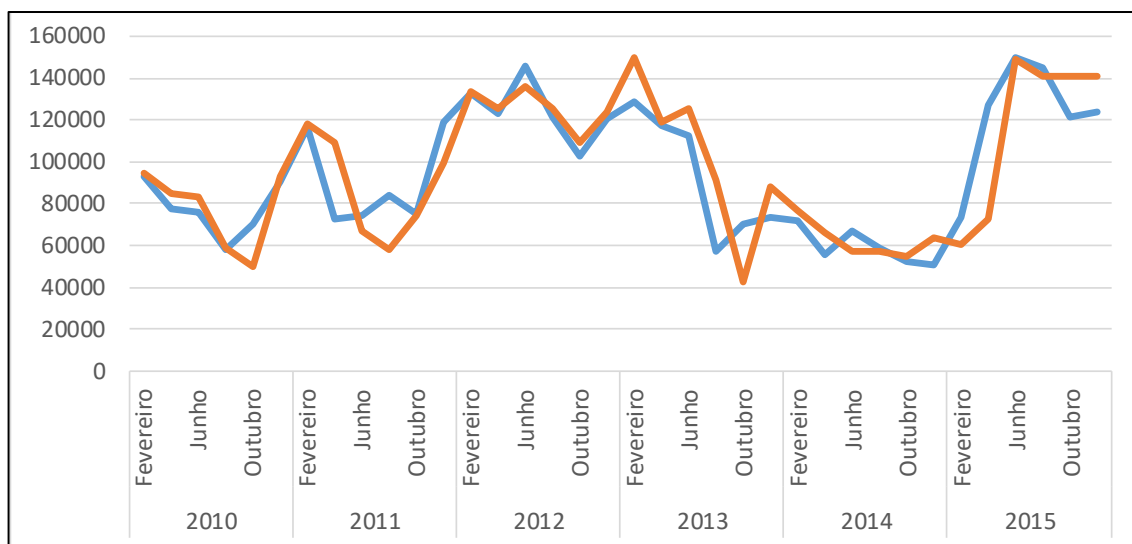
Tabela 10 – Medidas de precisão: Holt-Winters aditivo

<i>Medida de precisão</i>	<i>Valor</i>
<i>MSE</i>	314578264
<i>RMSE</i>	17736
<i>MAD</i>	12849
<i>MAPD</i>	15,0%

Este método já teve resultados consideravelmente melhores que os anteriores. Além disso, esta técnica permite que a previsão seja realizada para todos os períodos da série de dados, permitindo um ajuste mais preciso, e possibilita a previsão não só para o período imediatamente posterior, mas para períodos mais distantes (com a ressalva de que a precisão de ajuste tende a diminuir com o distanciamento temporal). Os resultados completos estão disponíveis no Apêndice E do trabalho.

A aplicação do método Holt-Winters multiplicativo gerou os resultados a seguir (Gráfico 5):

Gráfico 5 – Holt-Winters multiplicativo: 12 bimestres



As medidas de precisão resultantes estão conforme a Tabela 11 a seguir:

Tabela 11 – Medidas de precisão: Holt-Winters multiplicativo

<i>Medida de precisão</i>	<i>Valor</i>
<i>MSE</i>	283963724
<i>RMSE</i>	16851
<i>MAD</i>	11732
<i>MAPD</i>	13,9%

Este último método foi o que apresentou os melhores resultados. Com desvio absoluto percentual médio de 13,9%. Os resultados das duas metodologias propostas por Winters mostram que o método, de fato, tem alta capacidade de ajuste às séries temporais, especialmente em função de sua flexibilidade; ao utilizar diversos parâmetros, que trazem à análise os fatores de nível, tendência e sazonalidade, o método consegue previsões com medidas de erro pequenas, sem ganhar muita complexidade. A tabela com todos os resultados do modelo está disposta no Apêndice F deste trabalho.

4.5 Discussão

Como visto graficamente, com o aumento da complexidade das técnicas, ou seja, à medida que mais variáveis foram adicionadas à análise, englobando mais aspectos inerentes a

uma série de dados (como a sazonalidade, a tendência e outros), os resultados preditivos foram se aproximando dos reais, mesmo que de maneira tímida. A Tabela 12 abaixo compara os resultados das medidas de erro calculadas em cada método.

Tabela 12 – Medidas de precisão: comparativo

<i>Medida de precisão</i>	<i>MM Simples</i>	<i>Suavização exponencial</i>	<i>Sazonalidade fixa</i>	<i>HW aditivo</i>	<i>HW multip</i>
<i>MSE</i>	$6,3.10^8$	$5,1.10^8$	$4,4.10^8$	$3,1.10^8$	$2,8.10^8$
<i>RMSE</i>	25175	22481	20965	17736	16851
<i>MAD</i>	18936	17093	15116	12849	11732
<i>MAPD</i>	20,7%	19,3%	17,1%	15,0%	13,9%

Apesar da ligeira melhoria nas medidas de previsão, nota-se que apenas uma técnica, a média móvel simples, apresentou $MAPD > 20\%$, o que representa qualidade moderada da previsão. Todas as outras técnicas tiveram ligeira flutuação, com valores de MAPD entre 10% e 20%, o que significa que a técnica de previsão teve bom ajuste. O modelo de Holt-Winters foi o que apresentou os melhores resultados, com MAPD com valores entre 13% e 15%; comparando-se com as outras técnicas, porém, os resultados não foram de melhoria expressiva no ajuste, com diferenças de 2% a 7% nos valores de MAPD.

Entretanto, notou-se que, para os modelos adaptados de Holt-Winters, uma grande parcela dos desvios percentuais absolutos estava agrupada entre 0% e 10%, e alguns desvios maiores, os chamados *outliers*, traziam a média para um patamar mais alto. Para atestar esta observação, os erros percentuais absolutos de cada técnica foram dispostos graficamente, com o histograma dos erros (em intervalos de 5%) combinado à curva de Pareto, que contém a frequência acumulada das observações. Os resultados estão dispostos nos gráficos 6, 7, 8, 9, 10 a seguir:

Gráfico 6 – Pareto: média móvel simples

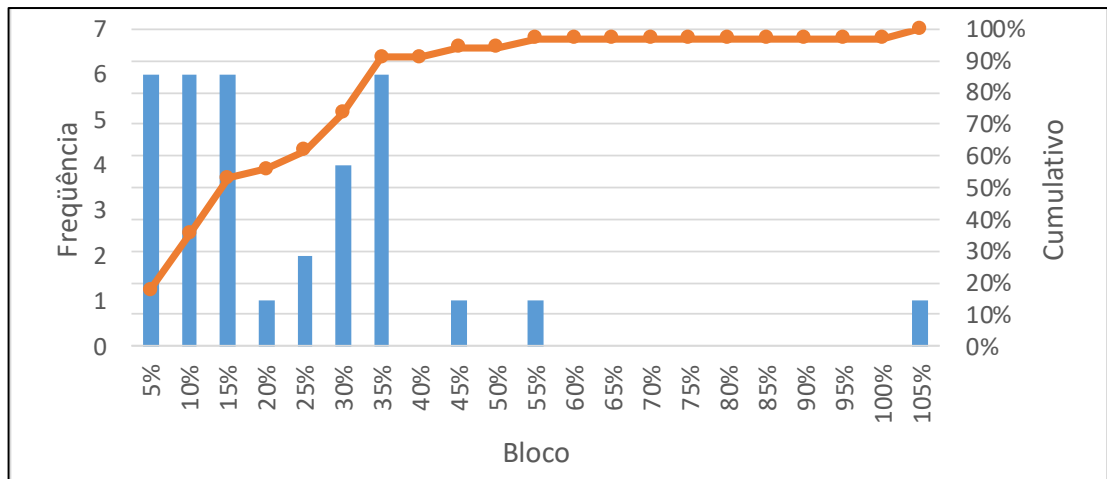


Gráfico 7 – Pareto: suavização exponencial

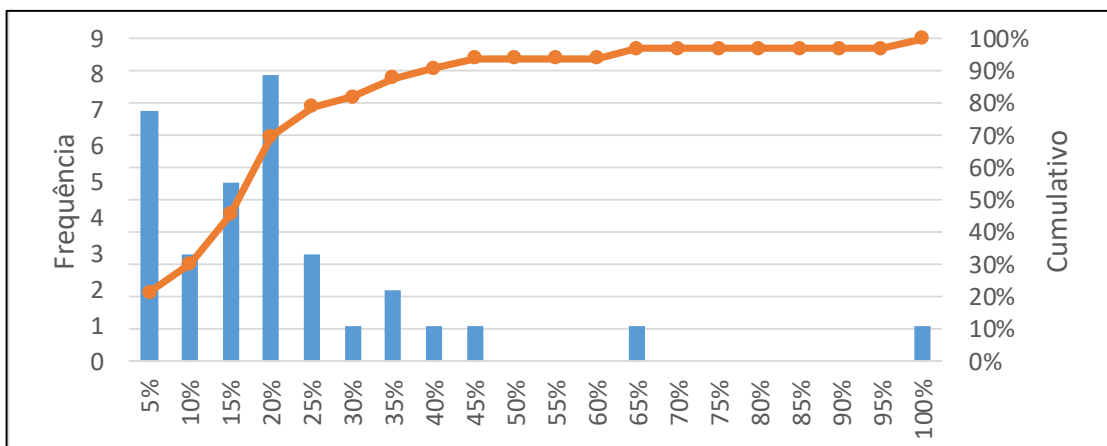


Gráfico 8 – Pareto: sazonalidade fixa

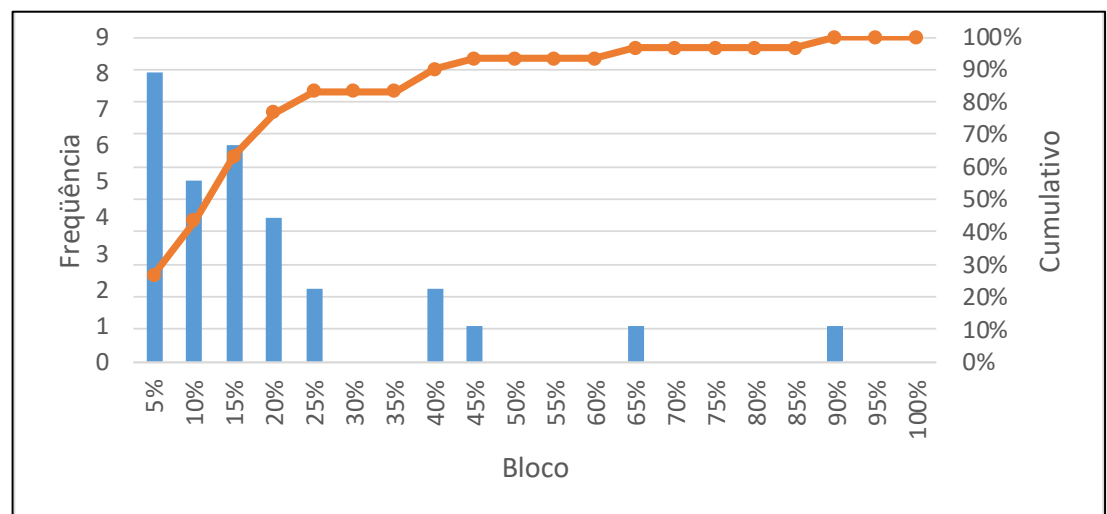


Gráfico 9 – Pareto: Holt-Winters aditivo

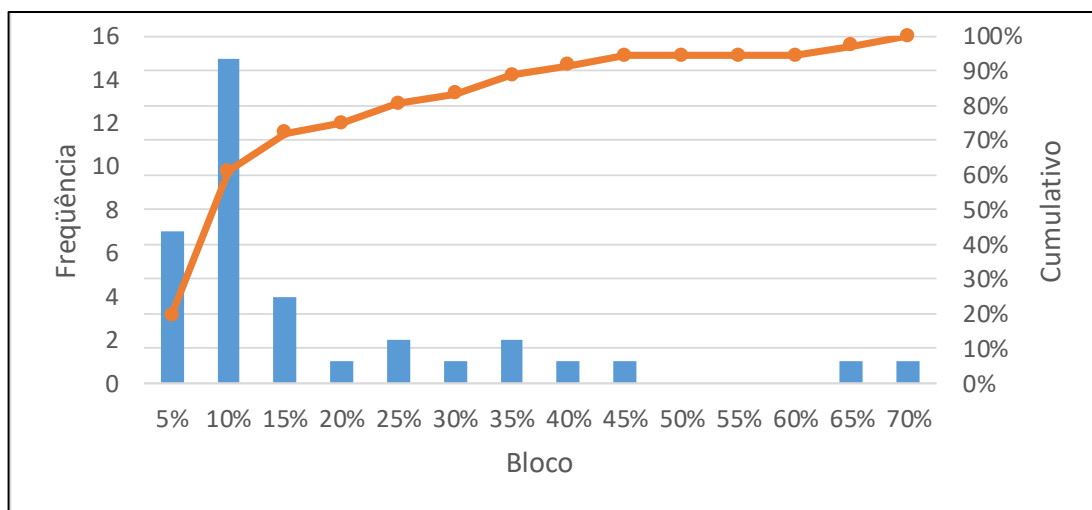
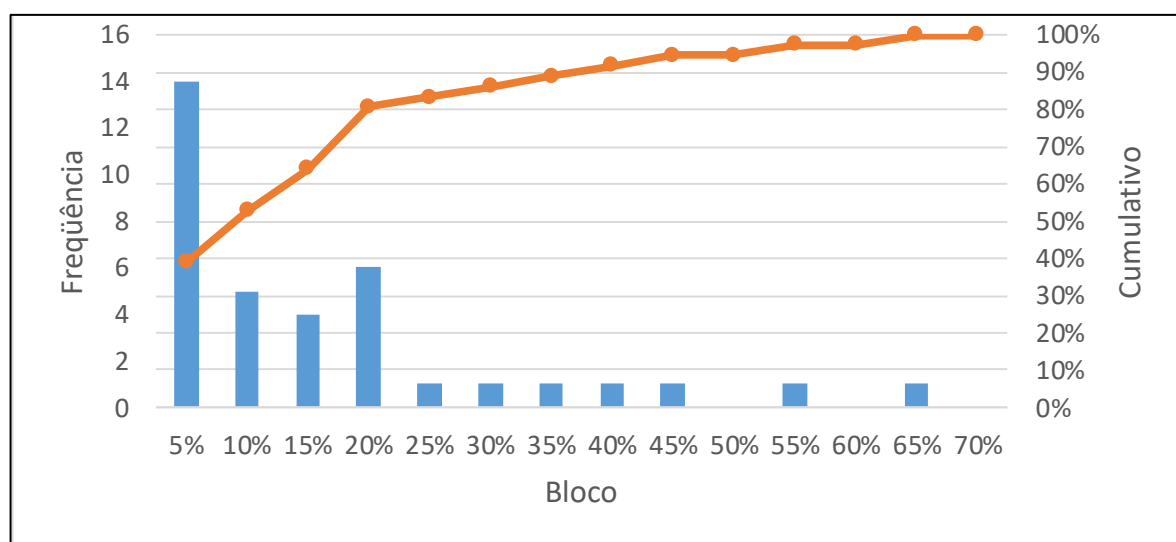


Gráfico 10 – Pareto: Holt-Winters multiplicativo



É possível inferir, a partir dos gráficos, que, com a evolução de precisão das técnicas, a maior parte dos erros percentuais se alinha à esquerda, entre 0% e 20%. Nas três primeiras técnicas (média móvel simples, suavização exponencial e sazonalidade fixa), nota-se uma grande quantidade de desvios de até 40%, algo que não se repete nos métodos de Holt-Winters, que concentram seus erros no intervalo de até 20%.

Uma maneira analítica de avaliar o ajuste das diferentes técnicas é observando a quantidade acumulada de erros dentro de um determinado intervalo, de acordo com a curva do diagrama de Pareto. A Tabela 13 abaixo dispõe essas informações:

Tabela 13 – Erro acumulado: comparativo

<i>Intervalo</i>	<i>MM Simples</i>	<i>Suavização exponencial</i>	<i>Sazonalidade fixa</i>	<i>HW aditivo</i>	<i>HW multiplicativo</i>
<i>Até 5%</i>	17,65%	21,21%	26,67%	19,44%	38,89%
<i>Até 10%</i>	35,29%	30,30%	43,33%	61,11%	52,78%
<i>Até 15%</i>	52,94%	45,45%	63,33%	72,22%	63,89%
<i>Até 20%</i>	55,88%	69,70%	76,67%	75,00%	80,56%

A partir da análise desta tabela, nota-se o melhor ajuste obtido pelos métodos de Holt-Winters. A técnica multiplicativa, por exemplo, concentra cerca de 39% de seus erros na faixa de até 5%; em outras palavras, 39% das previsões tiveram desvio de até 5% em relação aos valores reais, o que demonstra a precisão do modelo. O método aditivo, por sua vez, conseguiu englobar aproximadamente 61% de seus erros no intervalo de até 10%, que, de acordo com a Tabela 3 proposta por Ghiani, Laporte e Musmanno (2004), é considerado o intervalo ótimo para a medida de precisão.

A análise das medidas de precisão permite notar que as técnicas aplicadas obtiveram resultados positivos, de forma geral – ou seja, se ajustaram consideravelmente bem à série de dados. Sendo assim, a aplicação das técnicas pelo empreendedor agrícola pode ajudá-lo bastante em seu planejamento: ao projetar os resultados de produção de sua fazenda, o proprietário é capaz de estimar sua própria receita, algo de extrema importância para economias sazonais, e também seu custo produtivo, pois ele deriva, em grande parte, da mão de obra empregada na colheita e na descascação dos cocos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização de técnicas de previsão é um tema de extrema importância no contexto empresarial, em especial para os produtores agrícolas, que são, frequentemente, dependentes do fator sazonal. Os modelos preditivos podem, certamente, se apresentar, sendo opção de baixa complexidade e fácil aplicação, como ferramenta de suporte às decisões de planejamento de um empreendimento agrícola. Este trabalho buscou, por meio da análise e comparação das medidas de precisão, entender quais modelos preditivos, dentre as técnicas de séries temporais mais comumente utilizadas, se ajustam melhor a uma série de dados de uma produção agrícola.

Os resultados mostraram que técnicas mais flexíveis, como o modelo de Holt-Winters, apresentam previsões melhores, com uma margem de erro menor em relação aos dados observados, com MAD igual a 15% para o modelo aditivo e 13,9% para o multiplicativo. Além disso, o método de Holt-Winters permite a previsão não só para o período imediatamente posterior, mas para vários períodos futuros, mais uma vantagem observada. Consequentemente, o estudo foi capaz de aplicar e analisar diferentes técnicas de previsão, comparando os seus resultados por meio de medidas de precisão. Com a comparação, foi possível avaliar quais modelos obtiveram ajustes melhores, sendo estes os mais propícios para replicação em outras séries de dados. Em contrapartida, por ser uma aplicação direta de técnicas preditivas a uma série de dados específica, resta ainda muito a ser comprovado para que os modelos de previsão estejam consolidados como ferramenta de suporte estratégico para o agronegócio.

O preenchimento desta lacuna, portanto, pode ser obtido por meio de estudos mais generalistas a respeito de séries históricas de produções agrícolas, ou com a utilização de amostras maiores que validem a correlação. Além disso, propõe-se o uso de técnicas mais complexas, que sejam capazes de englobar diferentes parâmetros dentro de sua análise. Em se tratando da contribuição prática obtida pela fazenda que é objeto de estudo deste trabalho, pode-se dizer que as técnicas podem ser utilizadas como importantes ferramentas de suporte ao planejamento. Um exemplo disso, portanto, é a possibilidade conferida ao proprietário de, a partir da projeção de seus resultados produtivos, decidir o momento ideal para realizar a colheita, visando maximizar seu lucro.

Em suma, o estudo é de grande importância por apresentar resultados positivos numa aplicação prática dos modelos preditivos. A replicação deste tipo de estudo em outras séries de dados, com diferentes produções agrícolas, pode ser capaz de atestar, definitivamente, que as técnicas de previsão são uma ferramenta simples e de extrema importância no tocante ao planejamento produtivo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CAMPOS, K. C. Análise da volatilidade de preços de produtos agropecuários no Brasil. **Revista de Economia e Agronegócio**, v. 5, n. 3, p. 303-328, Agosto 2007.
- CHOPRA, S.; MEINDL, P. **Supply chain management: strategy, planning and operation**. 3. ed. Nova Jérsei: Pearson, 2007.
- CUENCA, M. A. G. A cultura do coqueiro. **Embrapa**, 2014. Disponível em: <<https://www.spo.cnptia.embrapa.br>>. Acesso em: 9 Setembro 2018.
- GARDNER JR., E. S. Exponential smoothing: The state of the art. **Journal Forecasting**, Outubro 1985. 1-28.
- GHIANI, G.; LAPORTE, G.; MUSMANNO, R. **Introduction to Logistics Systems Planning and Control**. Chichester, West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd., 2004.
- JD BERMÚDEZ, J. S. E. V. Improving demand forecasting accuracy using. **Journal of the Operational Research Society**, 6 Julho 2006. 94-100.
- MAKRIDAKIS, S.; WHEELRIGHT, S.; HYNDMAN, R. **Forecasting: Methods and Applications**. 3ª. ed. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 1998.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. 2ª. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- TUBINO, D. F. **Planejamento e controle da produção: teoria e prática**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2017.
- WINTERS, P. R. Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. **Management Science**, Maryland, EUA, Abril 1960. 324-342.

APÊNDICE

Apêndice A – Dados gerais

		Produção	Chuva (mm)	Preço	Receita
2010	Fevereiro	93180	197	R\$ 0,55	R\$ 51.249,00
	Abril	77547	484	R\$ 0,57	R\$ 44.007,92
	Junho	75717	572	R\$ 0,65	R\$ 49.216,05
	Agosto	57896	479	R\$ 0,63	R\$ 36.474,48
	Outubro	70290	224	R\$ 0,59	R\$ 41.471,10
	Dezembro	90650	40	R\$ 0,50	R\$ 45.325,00
2011	Fevereiro	116305	215	R\$ 0,52	R\$ 60.478,60
	Abril	72460	669	R\$ 0,90	R\$ 65.214,00
	Junho	74160	510	R\$ 1,02	R\$ 75.643,20
	Agosto	83895	514	R\$ 1,05	R\$ 88.089,75
	Outubro	74615	106	R\$ 0,99	R\$ 73.868,85
	Dezembro	119085	234	R\$ 0,64	R\$ 76.214,40
2012	Fevereiro	132455	192	R\$ 0,62	R\$ 82.122,10
	Abril	123329	280	R\$ 0,52	R\$ 64.131,08
	Junho	145850	314	R\$ 0,44	R\$ 64.174,00
	Agosto	121137	396	R\$ 0,42	R\$ 50.877,54
	Outubro	102327	127	R\$ 0,45	R\$ 46.047,15
	Dezembro	120780	37	R\$ 0,45	R\$ 54.351,00
2013	Fevereiro	128480	46	R\$ 0,45	R\$ 57.816,00
	Abril	117359	250	R\$ 0,59	R\$ 69.241,81
	Junho	112300	454	R\$ 0,77	R\$ 86.471,00
	Agosto	56880	563	R\$ 0,87	R\$ 49.485,60
	Outubro	69854	268	R\$ 0,90	R\$ 62.868,60
	Dezembro	73305	77	R\$ 1,19	R\$ 87.232,95
2014	Fevereiro	71833	79	R\$ 1,37	R\$ 98.411,21
	Abril	55341	348	R\$ 1,72	R\$ 95.186,52
	Junho	66570	427	R\$ 1,63	R\$ 108.509,10
	Agosto	59120	447	R\$ 1,28	R\$ 75.673,60
	Outubro	52610	315	R\$ 0,97	R\$ 51.031,70
	Dezembro	50810	55	R\$ 0,59	R\$ 29.977,90
2015	Fevereiro	73575	64	R\$ 0,57	R\$ 41.937,75
	Abril	126880	79	R\$ 0,41	R\$ 52.020,80
	Junho	150130	667	R\$ 0,36	R\$ 54.046,80
	Agosto	145070	372	R\$ 0,40	R\$ 58.028,00
	Outubro	121070	55	R\$ 0,62	R\$ 75.063,40
	Dezembro	123840	63	R\$ 0,57	R\$ 70.588,80

Apêndice B – Média Móvel Simples

			2 bimestres				
		Produção	Previsão	Erro	Abs	Erro²	Erro%
2010	Fevereiro	93180					
	Abril	77547					
	Junho	75717	85364	9647	9647	93054962	13%
	Agosto	57896	76632	18736	18736	351037696	32%
	Outubro	70290	66807	-3484	3484	12134772	5%
	Dezembro	90650	64093	-26557	26557	705274249	29%
2011	Fevereiro	116305	80470	-35835	35835	1284147225	31%
	Abril	72460	103478	31018	31018	962085306	43%
	Junho	74160	94383	20223	20223	408949506	27%
	Agosto	83895	73310	-10585	10585	112042225	13%
	Outubro	74615	79028	4413	4413	19470156	6%
	Dezembro	119085	79255	-39830	39830	1586428900	33%
2012	Fevereiro	132455	96850	-35605	35605	1267716025	27%
	Abril	123329	125770	2441	2441	5958481	2%
	Junho	145850	127892	-17958	17958	322489764	12%
	Agosto	121137	134590	13453	13453	180969756	11%
	Outubro	102327	133494	31167	31167	971350722	30%
	Dezembro	120780	111732	-9048	9048	81866304	7%
2013	Fevereiro	128480	111554	-16927	16927	286506402	13%
	Abril	117359	124630	7271	7271	52867441	6%
	Junho	112300	122920	10620	10620	112773780	9%
	Agosto	56880	114830	57950	57950	3358144550	102%
	Outubro	69854	84590	14736	14736	217149696	21%
	Dezembro	73305	63367	-9938	9938	98763844	14%
2014	Fevereiro	71833	71580	-254	254	64262	0%
	Abril	55341	72569	17228	17228	296803984	31%
	Junho	66570	63587	-2983	2983	8898289	4%
	Agosto	59120	60956	1836	1836	3369060	3%
	Outubro	52610	62845	10235	10235	104755225	19%
	Dezembro	50810	55865	5055	5055	25553025	10%
2015	Fevereiro	73575	51710	-21865	21865	478078225	30%
	Abril	126880	62193	-64688	64688	4184472656	51%
	Junho	150130	100228	-49903	49903	2490259506	33%
	Agosto	145070	138505	-6565	6565	43099225	5%
	Outubro	121070	147600	26530	26530	703840900	22%
	Dezembro	123840	133070	9230	9230	85192900	7%

Apêndice C – Suavização Exponencial

			3 bimestres				
		Produção	Previsão	Erro	Abs	Erro²	Erro%
2010	Fevereiro	93180					
	Abril	77547					
	Junho	75717					
	Agosto	57896	75717	17821	17821	317588041	31%
	Outubro	70290	57896	-12394	12394	153611236	18%
	Dezembro	90650	70290	-20360	20360	414529600	22%
2011	Fevereiro	116305	90650	-25655	25655	658179025	22%
	Abril	72460	116305	43845	43845	1922384025	61%
	Junho	74160	72460	-1700	1700	2890000	2%
	Agosto	83895	74160	-9735	9735	94770225	12%
	Outubro	74615	83895	9280	9280	86118400	12%
	Dezembro	119085	74615	-44470	44470	1977580900	37%
2012	Fevereiro	132455	119085	-13370	13370	178756900	10%
	Abril	123329	132455	9126	9126	83283876	7%
	Junho	145850	123329	-22521	22521	507195441	15%
	Agosto	121137	145850	24713	24713	610732369	20%
	Outubro	102327	121137	18810	18810	353816100	18%
	Dezembro	120780	102327	-18453	18453	340513209	15%
2013	Fevereiro	128480	120780	-7700	7700	59290000	6%
	Abril	117359	128480	11121	11121	123676641	9%
	Junho	112300	117359	5059	5059	25593481	5%
	Agosto	56880	112300	55420	55420	3071376400	97%
	Outubro	69854	56880	-12974	12974	168324676	19%
	Dezembro	73305	69854	-3451	3451	11909401	5%
2014	Fevereiro	71833	73305	1472	1472	2166784	2%
	Abril	55341	71833	16492	16492	271986064	30%
	Junho	66570	55341	-11229	11229	126090441	17%
	Agosto	59120	66570	7450	7450	55502500	13%
	Outubro	52610	59120	6510	6510	42380100	12%
	Dezembro	50810	52610	1800	1800	3240000	4%
2015	Fevereiro	73575	50810	-22765	22765	518245225	31%
	Abril	126880	73575	-53305	53305	2841423025	42%
	Junho	150130	126880	-23250	23250	540562500	15%
	Agosto	145070	150130	5060	5060	25603600	3%
	Outubro	121070	145070	24000	24000	576000000	20%
	Dezembro	123840	121070	-2770	2770	7672900	2%

Apêndice D – Sazonalidade Fixa

				6 bimestres				
		Produção	Índ Saz	Previsão	Erro	Abs	Erro ²	Erro%
2010	Fevereiro	93180	1,10					
	Abril	77547	1,06					
	Junho	75717	1,12					
	Agosto	57896	0,94					
	Outubro	70290	0,82					
	Dezembro	90650	0,97					
2011	Fevereiro	116305	1,10	96059	-20246	20246	409914148	17%
	Abril	72460	1,06	118395	45935	45935	2110034441	63%
	Junho	74160	1,12	88163	14003	14003	196081297	19%
	Agosto	83895	0,94	70013	-13882	13882	192711860	17%
	Outubro	74615	0,82	67830	-6785	6785	46033388	9%
	Dezembro	119085	0,97	73912	-45173	45173	2040588796	38%
2012	Fevereiro	132455	1,10	123713	-8742	8742	76417613	7%
	Abril	123329	1,06	136963	13634	13634	185875199	11%
	Junho	145850	1,12	139484	-6366	6366	40531258	4%
	Agosto	121137	0,94	133329	12192	12192	148642777	10%
	Outubro	102327	0,82	102318	-9	9	90	0%
	Dezembro	120780	0,97	103066	-17714	17714	313801755	15%
2013	Fevereiro	128480	1,10	130376	1896	1896	3596108	1%
	Abril	117359	1,06	134395	17036	17036	290220066	15%
	Junho	112300	1,12	133397	21097	21097	445093498	19%
	Agosto	56880	0,94	106006	49126	49126	2413397015	86%
	Outubro	69854	0,82	53936	-15918	15918	253380095	23%
	Dezembro	73305	0,97	67444	-5861	5861	34350100	8%
2014	Fevereiro	71833	1,10	79982	8149	8149	66413835	11%
	Abril	55341	1,06	76193	20852	20852	434826504	38%
	Junho	66570	1,12	65003	-1567	1567	2454710	2%
	Agosto	59120	0,94	61027	1907	1907	3635431	3%
	Outubro	52610	0,82	49386	-3224	3224	10391105	6%
	Dezembro	50810	0,97	52400	1590	1590	2528152	3%
2015	Fevereiro	73575	1,10	56424	-17151	17151	294145248	23%
	Abril	126880	1,06	74252	-52628	52628	2769737977	41%
	Junho	150130	1,12	132583	-17547	17547	307904802	12%
	Agosto	145070	0,94	135826	-9244	9244	85457110	6%
	Outubro	121070	0,82	119295	-1775	1775	3151302	1%
	Dezembro	123840	0,97	121620	-2220	2220	4928112	2%

Apêndice E – Holt-Winters Aditivo

Bimestre			Real	Nível	Tendência	Sazonalidade	Previsão	Erro	Erro²	Abs	Erro%
-11						11407,734					
-10						195,464					
-9						5626,882					
-8						-12024,288		Alfa	1		
-7						-25099,739		Beta	0,097281018		
-6						-12388,863		Gama	0,641593525		
-5						7180,569		Fi	0,097281018		
-4						7734,330					
-3						15672,571					
-2						75,733					
-1						-7322,365					
0				80231,82	1986,071	8941,972					
1	2010	Fevereiro	93180	81772,27	149,85654	11407,73402	93625,62	-445,621	198578,1375	445,6211	0%
2		Abril	77547	77351,54	-430,0531	195,4637388	82117,59	-4570,59	20890258,78	4570,586	6%
3		Junho	75717	70090,12	-706,3981	5626,881666	82548,36	-6831,36	46667545,55	6831,365	9%
4		Agosto	57896	69920,29	-16,52128	-12024,28789	57359,43	536,5677	287904,8831	536,5677	1%
5		Outubro	70290	95389,74	2477,6942	-25099,73947	44804,03	25485,97	649534812,3	25485,97	36%
6		Dezembro	90650	103038,9	744,1145	-12388,86274	85478,57	5171,429	26743678,83	5171,429	6%
7	2011	Fevereiro	116305	109124,4	592,01031	7180,568718	110963,5	5341,454	28531131,22	5341,454	5%
8		Abril	72460	64725,67	-4319,157	7734,3303	117450,8	-44990,8	2024169555	44990,77	62%
9		Junho	74160	58487,43	-606,8624	15672,5706	76079,08	-1919,08	3682881,708	1919,084	3%
10		Agosto	83895	83819,27	2464,3069	75,73334557	57956,3	25938,7	672816138,4	25938,7	31%
11		Outubro	74615	81937,36	-183,0733	-7322,364617	78961,21	-4346,21	18889532,37	4346,209	6%
12		Dezembro	119085	110143	2743,8756	8941,972323	90696,26	28388,74	805920354,8	28388,74	24%
13	2012	Fevereiro	132455	121047,3	1060,7754	11407,73402	124294,6	8160,363	66591519	8160,363	6%
14		Abril	123329	123133,5	202,9545	195,4637388	122303,5	1025,495	1051639,732	1025,495	1%
15		Junho	145850	140223,1	1662,4919	5626,881666	128963,4	16886,63	285158190,8	16886,63	12%
16		Agosto	121137	133161,3	-686,9821	-12024,28789	129861,3	-8724,32	76113801,22	8724,322	7%
17		Outubro	102327	127426,7	-557,8627	-25099,73947	107374,6	-5047,57	25477926,22	5047,566	5%
18		Dezembro	120780	133168,9	558,5996	-12388,86274	114480	6299,986	39689823,46	6299,986	5%
19	2013	Fevereiro	128480	121299,4	-1154,67	7180,568718	140908	-12428	154455956,1	12428,03	10%
20		Abril	117359	109624,7	-1135,733	7734,3303	127879,1	-10520,1	110672318,9	10520,09	9%
21		Junho	112300	96627,43	-1264,385	15672,5706	124161,5	-11861,5	140695362,7	11861,51	11%
22		Agosto	56880	56804,27	-3874,038	75,73334557	95438,78	-38558,8	1486779358	38558,78	68%
23		Outubro	69854	77176,36	1981,8184	-7322,364617	45607,86	24246,14	587875100,8	24246,14	35%
24		Dezembro	73305	64363,03	-1246,494	8941,972323	88100,16	-14795,2	218896622,6	14795,16	20%
25	2014	Fevereiro	71833	60425,27	-383,0695	11407,73402	74524,27	-2691,27	7242919,293	2691,267	4%
26		Abril	55341	55145,54	-513,6175	195,4637388	60237,66	-4896,66	23977281,63	4896,66	9%
27		Junho	66570	60943,12	563,99469	5626,881666	60258,8	6311,2	39831239,84	6311,2	9%
28		Agosto	59120	71144,29	992,38016	-12024,28789	49482,83	9637,175	92875139,42	9637,175	16%
29		Outubro	52610	77709,74	638,69382	-25099,73947	47036,93	5573,071	31059124,96	5573,071	11%
30		Dezembro	50810	63198,86	-1411,633	-12388,86274	65959,57	-15149,6	229509487,5	15149,57	30%
31	2015	Fevereiro	73575	66394,43	310,86816	7180,568718	68967,8	4607,201	21226304,79	4607,201	6%
32		Abril	126880	119145,7	5131,6942	7734,3303	74439,63	52440,37	2749992433	52440,37	41%
33		Junho	150130	134457,4	1489,5436	15672,5706	139949,9	10180,07	103633733,5	10180,07	7%
34		Agosto	145070	144994,3	1025,0343	75,73334557	136022,7	9047,294	81853522,96	9047,294	6%
35		Outubro	121070	128392,4	-1615,05	-7322,364617	138696,9	-17626,9	310708883,2	17626,94	15%
36		Dezembro	123840	114898	-1312,743	8941,972323	135719,3	-11879,3	141117459,7	11879,29	10%

Apêndice F – Holt-Winters Multiplicativo

	Real	Nível	Tendência	Sazonalidade	Previsão	Erro	Erro ²	Abs	Erro%
-11				1,092					
-10				0,920					
-9				1,208					
-8				1,112		Alfa	0,841898143		
-7				0,775		Beta	0,369659925		
-6				0,817		Gama	0,799754381		
-5				1,080		Fi	0,369659925		
-4				0,982					
-3				1,165					
-2				1,123					
-1				0,781					
0		92461,74	1725,5497	0,945					
1	93180	86744,02	-2113,614	1,077718001	94345,68	-1165,68	1358808,793	1165,68	1%
2	77547	84354,24	-883,4052	0,919414965	84799,78	-7252,78	52602771,41	7252,777	9%
3	75717	65973,6	-6794,587	1,159732582	83287,23	-7570,23	57308338,6	7570,227	10%
4	57896	53208,66	-4718,687	1,092783601	58421,31	-525,314	275954,5001	525,3137	1%
5	70290	83975,24	11373,174	0,824709423	49549,35	20740,65	430174615,7	20740,65	30%
6	90650	108473,4	9055,9858	0,831970813	93268,51	-2618,51	6856615,979	2618,514	3%
7	116305	109251,5	287,61436	1,067639546	118253,2	-1948,22	3795556,087	1948,219	2%
8	72460	79438,88	-11020,51	0,926140413	109533,9	-37073,9	1374473684	37073,89	51%
9	74160	64394,36	-5561,356	1,154392052	66596,36	7563,641	57208660,59	7563,641	10%
10	83895	72220,91	2893,1602	1,153818922	58151,37	25743,63	662734285,5	25743,63	31%
11	74615	92273,49	7412,6358	0,803164837	74481,46	133,5442	17834,05992	133,5442	0%
12	119085	121832,9	10926,912	0,970984717	99279,77	19805,23	392247300,7	19805,23	17%
13	132455	124461,5	971,72367	1,06692633	133609	-1153,98	1331673,392	1153,982	1%
14	123329	132762,2	3068,4325	0,927037752	125355	-2025,97	4104535,442	2025,965	2%
15	145850	127353,7	-1999,333	1,14813886	136320,8	9529,201	90805663,59	9529,201	7%
16	121137	113144,7	-5252,502	1,075072792	125168,8	-4031,83	16255636,7	4031,828	3%
17	102327	121517,7	3095,1662	0,838597701	108812,9	-6485,87	42066473,15	6485,867	6%
18	120780	141922,7	7542,9252	0,847210784	124092,8	-3312,75	10974330,12	3312,753	3%
19	128480	124945	-6275,97	1,036171409	149975,8	-21495,8	462070665,8	21495,83	17%
20	117359	125445,8	185,10182	0,933654454	119132,6	-1773,59	3145619,529	1773,589	2%
21	112300	101762,9	-8754,616	1,113727691	125659,4	-13359,4	178474482,1	13359,43	12%
22	56880	56207,97	-16839,82	1,040363577	91661,62	-34781,6	1209761260	34781,62	61%
23	69854	79446,95	8590,5191	0,864017028	42682,82	27171,18	738273234,2	27171,18	39%
24	73305	77478,43	-727,682	0,951110504	87788,21	-14483,2	209763326,2	14483,21	20%
25	71833	68816,95	-3201,801	1,048452626	76702,05	-4869,05	23707599,35	4869,045	7%
26	55341	60632,33	-3025,526	0,915595742	65848,76	-10507,8	110413060,7	10507,76	19%
27	66570	57921,66	-1002,025	1,149076209	57158,61	9411,392	88574292,3	9411,392	14%
28	59120	55296,45	-970,4372	1,070333164	56844,41	2275,586	5178293,751	2275,586	4%
29	52610	61406,1	2258,4931	0,853119315	54482,64	-1872,64	3506785,043	1872,641	4%
30	50810	60556,87	-313,9244	0,840680927	63319,52	-12509,5	156488048,5	12509,52	25%
31	73575	69304,84	3233,7725	1,05651937	60231,59	13343,41	178046478,2	13343,41	18%
32	126880	125879,2	20913,261	0,993073254	72324,07	54555,93	2976349963	54555,93	43%
33	150130	136695,7	3998,422	1,101372742	149170,8	959,1581	919984,1753	959,1581	1%
34	145070	139639,6	1088,2778	1,039183729	140855,5	4214,535	17762306,62	4214,535	3%
35	121070	140219,9	214,51306	0,863546925	140579,9	-19509,9	380637756,3	19509,94	16%
36	123840	131822,9	-3104,06	0,94177888	140424	-16584	275028173,7	16583,97	13%